УДК 621.396, УДК 621.391

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ЦИФРОВОГО ПРЕДЫСКАЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ ПОЛИНОМИАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПАМЯТИ И АЛГОРИТМА ЛЕВЕНБЕРГА-МАРКВАРДТА ДЛЯ УСИЛИТЕЛЕЙ МОЩНОСТИ

Хоанг Ван Туан, *аспирант кафедры мультимедийных технологий и телекоммуникаций МФТИ, e-mail: khoang.vt@phystech.edu*
Дворкович А.В., *д.т.н., чл.-корр. РАН, зав. кафедрой мультимедийных технологий и телекоммуникаций МФТИ, e-mail: dvork.alex@gmail.com*

STUDY OF THE EFFICIENCY OF DIGITAL PREDISTORTION BASED ON THE POLYNOMIAL MEMORY MODEL AND THE LEVENBERG-MARQUARDT ALGORITHM FOR POWER AMPLIFIERS

Hoang Van Tuan, Dvorkovich A.V.

This study investigates the performance of digital predistortion based on polynomial memory model and Levenberg-Marquardt algorithm for power amplifiers. OFDM technology, known for its high spectral efficiency and robustness to multipath fading, is increasingly adopted in modern radio systems such as DVB-T2 and ATSC 3.0. However, OFDM signals are highly sensitive to nonlinear distortion due to the high peak-to-average power ratio. This study addresses this problem using DPD techniques to compensate for the amplifier nonlinearity and improve its performance, as well as reduce interference in adjacent radio channels. We propose a polynomial memory model optimized using Levenberg-Marquardt and BFGS algorithms to adaptively estimate and minimize the distortion effects. The results show that our approach reduces the normalized mean square error (NMSE) and adjacent channel power ratio (ACPR), which improves signal

Key words: Digital Predistortion, Power Amplifier, Levenberg–Marquardt Algorithm, Memory Polynomial Model, OFDM.

Ключевые слова: цифровое предыскажение, усилитель мощности, алгоритм Левенберга-Марквардта, полиномиальная модель памяти, OFDM.

Рассматривается эффективность цифрового предыскажения на основе полиномиальной модели памяти и алгоритма Левенберга-Марквардта для усилителей мощности. Технология ортогонального частотного мультиплексирования OFDM, известная своей высокой спектральной эффективностью и устойчивостью к замираниям при многолучевом распространении, всё чаще применяется в современных радиосистемах, например, в DVB-T2 и ATSC 3.0. Однако сигналы OFDM крайне чувствительны к нелинейным искажениям из-за высокого отношения пикового значения мощности к средней мощности. В данном исследовании эта проблема решается с помощью методов цифрового предыскажения DPD, компенсирующих нелинейность усилителя и увеличивающих его эффективность, а также снижающих помехи в соседних радиоканалах. Мы предлагаем полиномиальную модель памяти, оптимизированную с использованием алгоритмов Левенберга-Марквардта и BFGS для адаптивной оценки и минимизации эффектов искажений. Результаты показывают, что наш подход снижает нормализованную среднеквадратическую ошибку (NMSE) и уровень мощности в соседнем канале (ACPR), что улучшает качество сигнала и характеристики усилителя.

Введение

Благодаря высокой спектральной эффективности в выделенном частотном диапазоне, способности противостоять эффектам многолучевого распространения и невосприимчивости к частотно-селективным замираниям, технология ортогонального частотного мультиплексирования (OFDM) продолжает привлекать внимание ведущих исследователей по всему миру. Большие успехи в цифровой электронике, особенно в области полупроводниковых интегральных микросхем высокой плотности, вдохновили ученых на разработку и внедрение радиосистем на основе технологии OFDM. В настоящее время OFDM используется в новейших радиосистемах, таких как системы наземного цифрового телевидения второго поколения стандартов DVB-T2 [1] и ATSC 3.0 [2].

Тем не менее, у OFDM также имеются некоторые ограничения при применении в этих системах, среди которых можно выделить несколько особо значимых. Во-первых, требование строгой синхронизации для поддержания ортогональности на приёмной стороне увеличивает сложность системы. Во-вторых, сигнал OFDM имеет высокое отношение пикового значения мощности к средней мощности (Peak-to-Average Power Ratio – PAPR), что делает его крайне чувствительным к нелинейным искажениям, вызванным мощными усилителями на передающей стороне. Это требует наличия широкодинамических усилителей на передатчике, что увеличивает энергопотребление и стоимость оборудования. В-третьих, рост потребности в передаче информации, особенно в услугах реального времени, создаёт вызов для систем обработки сигналов на базе ПЛИС (Field-Programmable Gate Array – FPGA) [3,4]. Это требует, чтобы процессоры обработки сигналов одновременно удовлетворяли два важных, но противоречивых кри-

терия: высокую плотность интеграции (большие ресурсы) и высокую скорость обработки сигналов.

Можно отметить, что из упомянутых ограничений первое и третье могут быть уменьшены благодаря прогрессу в области крупноинтегрированных микросхем. Одновременно это позволит увеличить способность обработки сигналов на высоких скоростях. Усилитель мощности (УМ) является неотъемлемой частью передающего тракта радиосистемы. УМ – это компонент, которому следует уделить особое внимание, так как он не только является одним из наиболее энергозатратных устройств, но и является основным источником нелинейных искажений в передатчике. Выбор усилителя мощности с широкой линейной динамикой, способного обеспечить высокий уровень PAPR OFDM сигнала, является дорогостоящим. При использовании УМ с ограниченной динамикой, сигнал с высоким PAPR заставляет усилитель работать в режиме насыщения (рисунок 1). Нелинейность вызывает появление гармоник высокого порядка за пределами полосы частот, что приводит к помехам в соседних радиоканалах. Она также вызывает искажения внутри полосы, что снижает эффективность передачи данных и выражается в увеличении уровня битовых ошибок (BER).



Рисунок 1 – Характеристика усилителя мощности

Снижение PAPR сигнала OFDM – одно из решений для повышения эффективности работы усилителя. Когда PAPR сигнала уменьшается, это позволяет сдвинуть рабочую точку УМ ближе к области насыщения.

Таким образом, есть несколько подходов к тому, чтобы УМ работал в линейной области: это выбор усилителя с широкой линейной динамикой, что сопряжено с высокими затратами; либо смещение рабочей точки далеко от области насыщения, что приводит к низкой эффективности; либо снижение PAPR сигнала. Тем не менее, на практике не существует полностью линейных усилителей мощности, кроме того, они обладают эффектом памяти. В результате этого характеристика усиления расширяется вокруг своей основной линии (рисунок 2). Чем шире полоса сигнала и выше частота системы, тем сильнее проявляется эффект памяти. Причины эффекта памяти могут включать ёмкость, индуктивность и тепловые постоянные активных элементов, чье поведение зависит от частоты. В итоге выходной сигнал усилителя мощности зависит не только от текущего входного сигнала, но и от предыдущих значений входного сигнала.

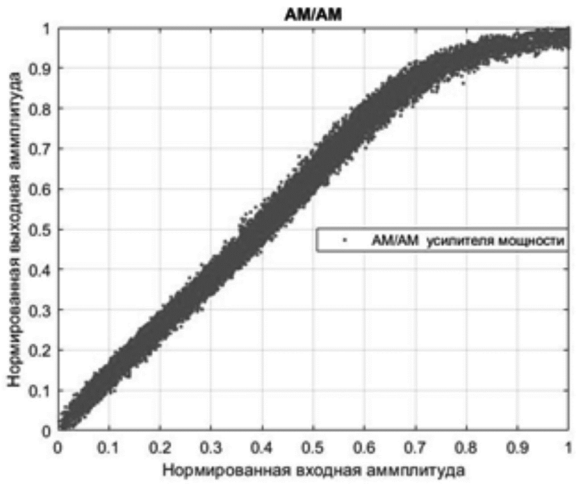


Рисунок 2 – Характеристика усилителя мощности с эффектом памяти

Компенсация нелинейных искажений усилителя мощности с помощью цифрового предыскажения (Digital Predistortion, DPD), как показано на рисунке 3, расширяет линейный диапазон работы усилителя мощности. Правильное сочетание DPD с техниками снижения PAPR позволяет усилителю мощности работать ближе к насыщению, при этом оставаясь в пределах допустимой линейности (рисунок 3). Линейный DPD может устранить или, по крайней мере, уменьшить компромисс между эффективностью и линейностью усилителя мощности. Блок DPD на основе базовой полосы создаёт дополнительную нелинейность, которая компенсирует характеристики компрессии усилителя мощности. С использованием предыскажения УМ может работать в точке, близкой к насыщению, сохраняя хорошую линейность, что значительно увеличивает его эффективность.

На практике характеристики усилителя мощности могут изменяться со временем из-за температурных изменений, старения компонентов и других факторов. Следовательно, система цифрового предыскажения должна иметь способность адаптироваться к этим изменениям.

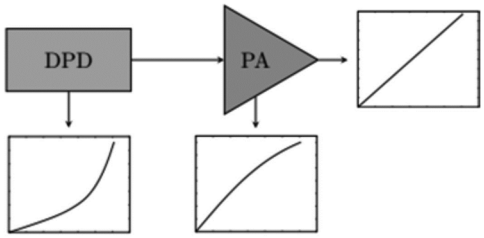


Рисунок 3 – Блок-схема линеаризации характеристики усилителя мощности на основе цифрового предыскажения

Цифровое предыскажение является одним из наиболее эффективных решений для повышения общей эффективности системы OFDM. По сути, DPD – это процесс, направленный на минимизацию искажений сигнала, вызванных усилителем мощности, путем компенсации его нелинейных характеристик, что позволяет улучшить выходную производительность. Введение прототипов DPD, работающих в режиме реального времени, которые могут обеспечить непрерывную передачу данных, имеет важное значение для быстрого внедрения систем радиосвязи нового поколения.

Работа DPD заключается в применении корректирующей функции к входному сигналу, заранее искажая его, чтобы компенсировать искажения системы на выходе. DPD может быть реализовано как в программном, так и в аппаратном обеспечении и должно адаптироваться к изменениям условий эксплуатации системы. Тем не менее, точное моделирование представляет собой сложную задачу на практике.

DPD с использованием таблиц соответствия (LUT) [5, 6, 7] давно признано эффективной техникой для улучшения линейности и эффективности системы за счет предварительной обработки входного сигнала усилителя мощности, компенсирующей нежелательные эффекты. LUT-структуры реализуются путем оценки характеристик УМ с равномерно распределенными значениями амплитуды входного сигнала и последующего хранения этих значений. Однако реализация DPD на основе LUT требует значительных затрат памяти и дорогих цифровых сигнальных процессоров. Кроме того, хранение характеристик в LUT учитывает только амплитуду, в то время как в реальности сигнал обрабатывается как комплексный, что затрудняет компенсацию фазовых искажений. Для компенсации фазовых искажений и быстрой адаптации DPD необходимо использовать несколько LUT, что приводит к значительным требованиям к памяти.

Широко применяется описание на основе рядов Вольтерры, особенно для усилителей мощности с сильным эффектом памяти. Однако из-за большого количества полиномиальных членов трудно использовать его для прямой реализации. Более простой и популярный метод в инженерных приложениях для упрощения рядов Вольтерры – это использование архитектур обобщенной полиномиальной модели памяти (Generalized memory polynomial – GMP) и полиномиальной модели памяти (Memory Polynomial – MP) [8, 9, 10, 11, 12]. Архитектура MP представляет собой альтернативный подход, который упрощает структуру GMP. MP [14, 15] является предпочтительным выбором для поведенческого моделирования УМ благодаря её низкой вычислительной сложности, удовлетворительной точности и простоте аппаратной реализации. Она широко применяется в системах, где усилители демонстрируют нелинейные эффекты памяти [8, 9, 13].

В данном исследовании основное внимание уделяется цифровому предыскажению, основанному на архитектуре косвенного обучения в сочетании с алгоритмами оптимизации параметров Левенберга-Марквардта (LM) и BFGS (алгоритм Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно). Применение этих алгоритмов увеличивает скорость сходимости и оценивается как эффективное решение для нелинейных систем.

Модель предыскажателя

Структура модели

Существует два основных типа архитектур, широко применяемых для идентификации параметров предыскажения: архитектура косвенного обучения (Indirect Learning Architecture – ILA) [14] и архитектура прямого обучения (direct learning architecture – DLA) [15]. Несмотря на то, что DLA более устойчива к шуму на выходе УМ и обеспечивает несмещённые оценки параметров, процесс расчета более сложен, так как адаптивные алгоритмы, используемые в DLA, требуют множества итераций для нахождения оптимального набора параметров [16]. В связи с этим адаптивная ILA чаще всего применяется для оценки параметров предыскажения в УМ [4].

Рисунок 4 показывает блок-схему DPD на основе архитектуры ILA, где используется блок пост-предыскажателя для идентификации обратной модели УМ. Сигнал $x(n)$ подается на предыскажатель, который генерирует сигнал $u(n)$, являющийся входом УМ. Выходной сигнал УМ $y(n)$ нормализуется линейным коэффициентом усиления G, что приводит к выходу $z(n)$, т.е. $z(n) = y(n)/G$. Блок пост-предыскажателя принимает на вход сигнал $z(n)$ и выдает сигнал $z_p(n)$. Параметры блока корректируются путем минимизации сигнала ошибки $e(n) = x(n) - z_p(n)$ с использованием адаптивных алгоритмов. Следует отметить, что модели предыскажателя и пост-предыскажателя идентичны. Таким образом, когда коэффициенты c_{km} пост-предыскажателя (см. ниже) определены, они напрямую копируются в предыскажатель.



Рисунок 4 – Архитектура косвенного обучения (ILA)

Модель MP [14, 15] является предпочтительным выбором для поведенческого моделирования УМ и DPD благодаря её низкой вычислительной сложности, удовлетворительной точности и простоте аппаратной реализации. Она широко применяется в системах, где усилители демонстрируют нелинейные эффекты памяти. Модель MP используется как для предыскажения, так и для пост-предыскажения с параметрами K (порядок нелинейности) и M (глубина памяти). Взаимосвязь между входным и выходным сигналом модели предыскажителя математически описывается следующим образом:

$$u(n) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{m=0}^{M} c_{km} x(n-m) \,|\, u(n-m) \,|^{k-1}, \quad (1)$$

где $c_{km} = [c_{10}, ..., c_{K0}, ..., c_{1M}, ..., c_{KM}]^T$.

Вход и выход модели пост-предыскажателя УМ можно выразить следующими уравнениями:

$$z_p(n) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{m=0}^{M} c_{km} z(n-m) \,|\, u(n-m) \,|^{k-1}, \quad (2)$$

$$y(n) = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} a_{km} u(n-m) \,|\, u(n-m) \,|^{k}, \quad (3)$$

где a_{km} – коэффициенты MP модели усилителя мощности.

Сигналы $u(n)$ и $z_p(n)$ используются для оценки коэф-

фициентов модели c_{km} с помощью адаптивного алгоритма, который минимизирует ошибку, основанную на разнице между $u(n)$ и $z_p(n)$.

$$e(n) = x(n) - z_p(n). \quad (4)$$

Для ускорения сходимости адаптации был разработан рекурсивный алгоритм наименьших квадратов (RLS) [17] для предыскажения. Алгоритм RLS выводится путем минимизации взвешенной суммы квадратов ошибок, где недавние ошибки получают больший вес по сравнению с более старыми. Это позволяет алгоритму быстро корректировать коэффициенты предыскажения в ответ на изменения в системе, улучшая его способность компенсировать нелинейности усилителя мощности.

Алгоритм RLS часто используется в задачах, таких как DPD, для оптимизации и корректировки параметров системы с целью минимизации нелинейных искажений, вызванных усилителем мощности. Алгоритм RLS, использующий экспоненциальный фактор забывания, минимизирует целевую функцию:

$$\xi(n) = \sum_{i=1}^{n} \lambda^{n-i} e^2(i). \quad (5)$$

где $\lambda \le 1$ – фактор забывания. Чем меньше значение λ, тем быстрее информация о предыдущих данных будет забыта. Таким образом, выбор λ контролирует способность алгоритма отслеживать изменяющиеся во времени параметры. Общий алгоритм RLS описывается следующим образом:

1. Определить мгновенную ошибку $e(n) = x(n) - z_p(n)$.

2. Обновить матрицу весов

$$k(n) = \frac{P(n-1)z(n)}{\lambda + z^T(n)P(n-1)z(n)}. \quad (6)$$

3. Обновить ковариационную матрицу

$$P(n) = \frac{1}{\lambda}\left[P(n-1) - k(n)z^T(n)P(n-1)\right]. \quad (7)$$

4. Обновить коэффициенты предыскажителя

$$c(n) = c(n-1) + k(n)e(n). \quad (8)$$

Алгоритм RLS имеет ограничения, связанные с его чувствительностью к коэффициенту забывания λ. При малых значениях λ возникают значительные колебания параметров и снижение стабильности, что затрудняет точную линеаризацию УМ. Быстрое «забывание» прошлых данных также делает алгоритм уязвимым к шумам и небольшим изменениям. Эти недостатки указывают на необходимость использования более оптимизированных методов, таких как LM и BFGS, для обеспечения лучшей адаптации и стабильности системы.

Предлагаемый адаптивный алгоритм

Метод Левенберга-Марквардта (LM) является мощным методом для решения нелинейных задач наименьших квадратов и широко используется в задачах оптимизации. В приложениях цифрового предыскажения LM помогает оптимизировать коэффициенты нелинейных моделей, таких как модель памяти или модель Вольтерры, для компенсации искажений, вызванных усилителями мощности. LM комбинирует преимущества метода градиентного спуска и метода Гаусса-Ньютона, обеспечивая быструю и стабильную сходимость в нелинейных системах.

Параметр с предыскажителя можно оценить с помощью метода LM путем минимизации целевой функции:

$$\xi(c) = 0.5\sum_{i=1}^{n} e^2(i) = 0.5\sum_{i=1}^{n}[x(i) - z_p(i)]^2 = \\ = 0.5\sum_{i=1}^{n}[x(i) - f(z(i), c)]^2, \quad (9)$$

$$\hat{c} = \arg\min_c \sum_{i=1}^{n}[x(i) - f(z(i), c)]^2. \quad (10)$$

Адаптивный алгоритм предыскажения по LM описывается следующим образом:

1. Определить мгновенную ошибку $e(n) = x(n) - z_p(n)$.

2. Определить матрицу Якоби: матрица Якоби J содержит частные производные ошибки $e(n)$ по параметрам предыскажителя $c(n)$

$$J = \frac{\partial e(n)}{\partial c(n)}. \quad (11)$$

Якобиан позволяет вычислить, как изменение коэффициентов предыскажителя повлияет на ошибку.

3. Обновить коэффициенты предыскажителя: обновление коэффициентов происходит с использованием матрицы Якоби и инверсии гессиана:

$$c(n+1) = c(n) - \left(J^T J + \lambda I\right)^{-1} J^T e(n), \quad (12)$$

где, J – матрица Якоби; λ – параметр регуляции, который контролирует баланс между методом Гаусса-Ньютона и градиентным спуском; I – единичная матрица.

Алгоритм на каждом шаге: рассчитывается ошибка $e(n)$, вычисляется матрица Якоби J, на основе ошибки и матрицы Якоби обновляются коэффициенты $c(n+1)$.

Каждая итерация сопровождается пересчетом λ. Если ошибка уменьшается, значение λ уменьшается, что приближает метод к методу Гаусса-Ньютона и увеличивает шаги. Если ошибка увеличивается, λ увеличивается, и метод приближается к градиентному спуску, чтобы сделать шаги более осторожными.

Метод BFGS (Бройдена-Флетчера-Голдфарба-Шанно) – это один из наиболее популярных методов для решения нелинейных задач оптимизации. Он относится к классу методов квази-Ньютона, которые используют аппроксимацию матрицы гессиана (вторая производная функции) на основе градиента и обновления параметров на каждом шаге. Можно определить параметр с с помощью (4).

Адаптивный алгоритм предыскажения по BFGS описывается следующим образом:

Определить целевую функцию:

$$\xi(c) = 0.5\sum_{i=1}^{n}[x(i) - f(z(i), c)]^2. \quad (13)$$

Вычислить градиент целевой функции:

$$\nabla\xi(c) = \frac{\partial\xi(c)}{\partial c}. \quad (14)$$

Обновить параметры предыскажителя:

$$c(n+1) = c(n) - B(n)^{-1}\nabla\xi(c(n)) \ . \quad (15)$$

Обновить аппроксимацию гессиана:

$$B(n+1) = B(n) + \frac{\Delta g(n)\Delta g(n)^T}{\Delta g(n)^T \Delta c(n)} -$$

$$-\frac{B(n)\Delta c(n)\Delta c(n)^T B(n)}{\Delta c(n)^T B(n)\Delta c(n)},$$

$$\Delta g(n) = \nabla e(n+1) - \nabla e(n),$$

$$\Delta c(n) = c(n+1) - c(n). \quad (16)$$

Результаты моделирования

Характеристика УМ зависит как от нелинейных эффектов, так и от эффектов памяти, которые проявляются в процессе работы устройства. Для моделирования характеристик усилителя мощности в данном исследовании применяется MP с параметрами K = 7 и M = 5. Эта модель позволяет учесть сложные взаимодействия и нелинейности, а также влияние предыдущих состояний сигнала на текущий выход.

На рисунке 5 представлена характеристика УМ и модель MP. Видно, что модель MP хорошо описывает амплитудно-фазовые характеристики усилителя мощности. Она способна точно моделировать как изменения амплитуды, так и фазовые отклонения, обеспечивая высокую точность и эффективность при корректировке искажений. Благодаря этому модель MP может быть использована для разработки и оптимизации DPD систем, направленных на улучшение линейности и стабильности УМ.

Проводя моделирование усилителя мощности на основе модели MP, использующей те же значения параметров K = 7 и M = 5, как и у усилителя, мы разрабатываем DPD, противоположный характеристикам усилителя. Для оценки эффективности модели используются два показателя: NMSE (Normalised Mean Square Error) для оценки точности моделирования усилителя и ACPR (Adjacent Channel Power Ratio) [10, 11, 12] для оценки эффективности после применения DPD. В таблице 1 подробно представлены результаты модели при использовании трех оптимизационных алгоритмов: LM, BFGS и RLS. Видно, что уровень потерь энергии значительно снижается после использования DPD.

Формула для вычисления NMSE:

$$NMSE[dB] = 10\log_{10}\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}|y_i - \hat{y}_i|^2}{\sum_{i=1}^{N}|y_i|^2}\right)\text{dB}, \quad (17)$$

где y_i – реальное значение, а $\hat{y}_i$ – прогнозируемое значение.

Формула для вычисления ACPR:

$$ACPR = 10\log_{10}\left(\frac{P_{\text{adj}}}{P_{\text{main}}}\right)\text{dB}, \quad (18)$$

где P_{adj} – мощность в соседнем канале, P_{main} – мощность в основном канале.

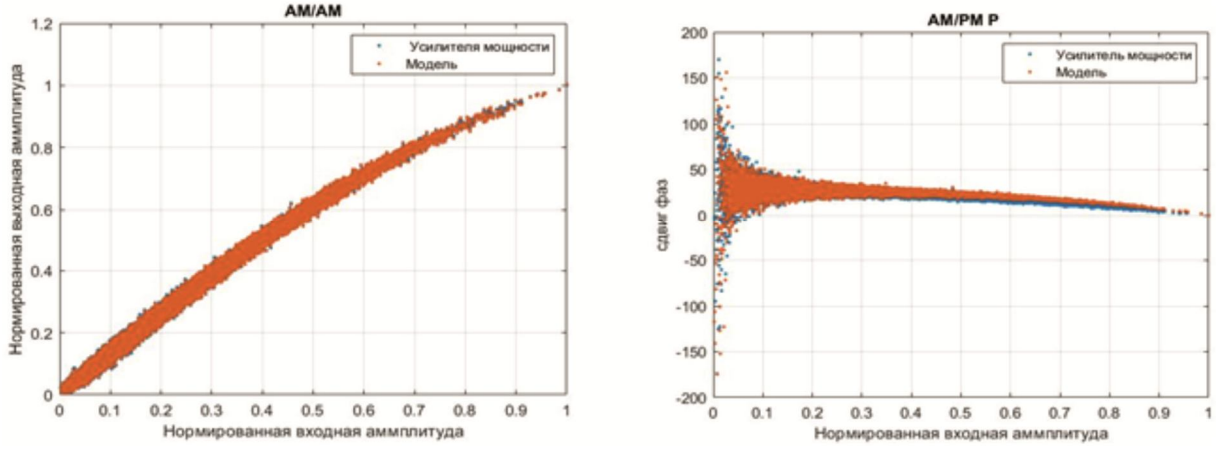
Таблица 1 – Сравнение NMSE [dB], ACPR [dB] при применении методов LM, GFGS, RLS (сигнал OFDM, ширина спектра 100 МГц, QAM 16)

Метод	NMSE [dB]	ACPR [dB]
LM	-44.66	-46.112
BFGS	-44.67	-46.114
RLS	-43.93	-45.93

Рисунки 6 и 7 демонстрируют характеристики усилительного блока при применении трех методов: LM, BFGS и RLS. Видно, что после применения алгоритма DPD удалось улучшать характеристики сигнала после прохождения через УМ.

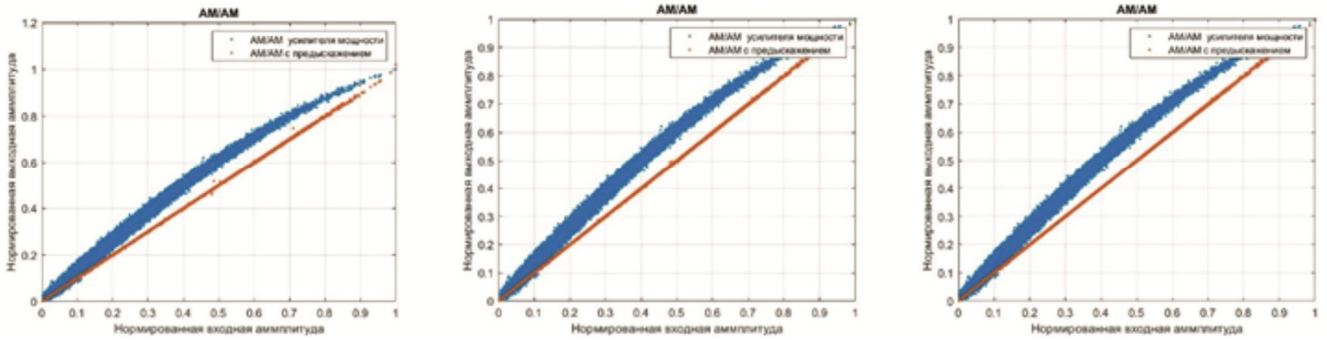
Методы LM и BFGS обладают значительными преимуществами по сравнению с методом RLS при применении к задачам корректировки входных данных в системах DPD. Во-первых, LM и BFGS являются мощными методами нелинейной оптимизации, которые позволяют эффективно решать сложные задачи благодаря сочетанию поиска по градиенту и различных улучшений. LM представляет собой гибрид градиентного спуска и метода Гаусса-Ньютона, что обеспечивает сбалансированное решение для минимизации нелинейных искажений без чрезмерного усложнения системы.

Одним из основных преимуществ методов LM и BFGS по сравнению с RLS является их способность эффективно оптимизировать в условиях сложных нелинейностей, что особенно важно при обработке данных от УМ в системах DPD. Эти методы позволяют моделировать и компенсировать искажения сигнала с высокой



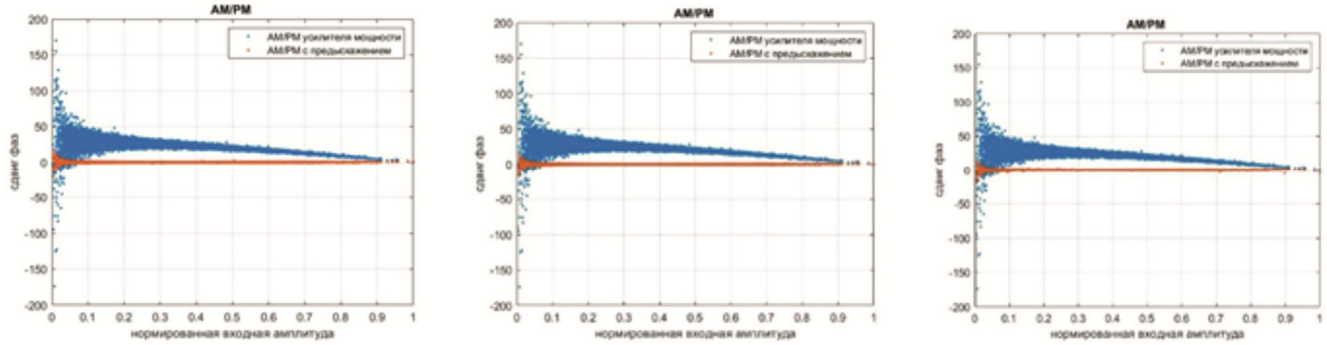
а) *б)*

Рисунок 5 – Характеристика усилителя мощности и модели – а) AM/AM; б) AM/PM



а) LM *б) BFGS* *с) RLS*

Рисунок 6 – Характеристика AM/AM усилителя мощности при применении предыскажения



а) LM *б) BFGS* *с) RLS*

Рисунок 7 – Характеристика AM/PM усилителя мощности при применении предыскажения

точностью, что способствует улучшению качества сигнала и общей производительности системы, в то время как метод RLS может сталкиваться с трудностями при обработке резких изменений или быстрых колебаний входного сигнала.

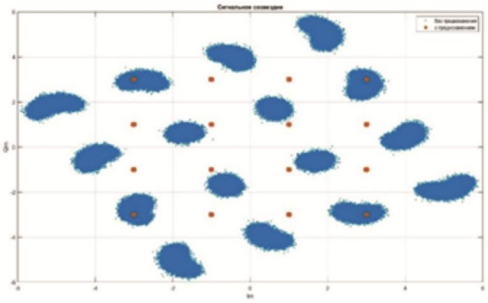


Рисунок 8 – Сигнальное созвездие при работе вблизи области насыщения с использованием и без использования DPD

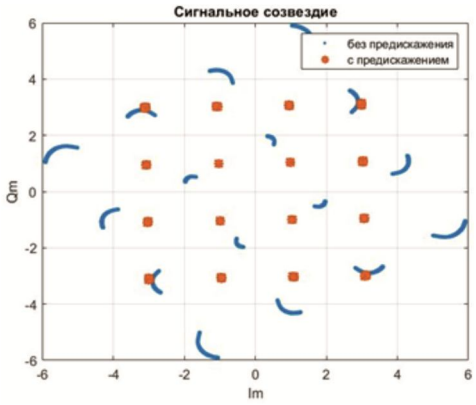


Рисунок 9 – Сигнальное созвездие при работе вдали от области насыщения с использованием и без использования DPD

Из рисунков 8 и 9 видно влияние нелинейности и эффектов памяти УМ. Они не только изменяют амплитуду сигнала, но и искажают его фазу. Применение DPD позволяет полностью устранить искажения сигнала, вызванные усилителем, и способствует более эффективной работе УМ.

Заключение

В данном исследовании рассмотрены моделирование УМ и DPD. В работе используются полиномиальная модель памяти для оценки реальных характеристик усилителя мощности. Модель УМ была интегрирована с алгоритмами DPD. DPD смоделирован как система полиномиальной памяти. Коэффициенты адаптивного DPD оцениваются с использованием алгоритмов RLS, LM и BFGS. Результаты моделирования показывают, что алгоритмы DPD достигают значительного снижения нелинейных искажений и и показывает высокую эффективность при применении алгоритмов LM и BFGS.

Литература

1. Kadhim A.A., Mohammed S.J., Al-Gayem Q. Digital Video Broadcasting T2 Lite Performance Evaluation Based on Rotated Constellation Rates. Journal of Internet Services and Information Security. 2023. Т. 13. №. 3. С. 127-137.

2. Hong Z. H. et al. In-band full-duplex communications in ATSC 3.0 single frequency network. IEEE Transactions on Broadcasting. 2023. Т. 69. №. 2. С. 560-568.

3. Behdad N. et al. PAPR Reduction in OFDM System Using Metaheuristic Algorithm. Full Length Article. 2023. Т. 4. №. 2. С. 28-8-35.

4. Abed G.A. A New Approach to Improve Transmitting and Receiving Timing in Orthogonal Frequency Division

Multiplexing (OFDM) Systems. Iraqi Journal For Computer Science and Mathematics. 2023. Т. 4. №. 2. С. 83-96.

5. H. Jiang et al. «Aggressive Look-Up Table Compression by Principal Component Analysis for Digital Pre-Distortion in Optical Communication» in Journal of Lightwave Technology, vol. 40, no. 24, pp. 7718-7726, 15 Dec. 2022.

6. J. Ren. «Digital Predistorter for Short-Wave Power Amplifier With Improving Index Accuracy of Lookup Table Based on FPGA», in IEEE Access, vol. 7, pp. 182881-182885, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2960092.

7. L. Sun et al. «A Low Complexity LUT-Based Digital Predistortion Block With New Pruning Method», in IEEE Microwave and Wireless Components Letters, vol. 32, no. 9, pp. 1131-1134, Sept. 2022, doi: 10.1109/LMWC.2022.3163890.

8. Lv, G. Xu, C. Zhang, H. Zhang and T. Liu. «Full-Wave Digital Predistortion Linearization Based on Memory Polynomials for HF Power Amplifiers», in IEEE Access, vol. 12, pp. 29362-29372, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3368858.

9. J. Ren. «A New Digital Predistortion Algorithms Scheme of Feedback FIR Cross-Term Memory Polynomial Model for Short-Wave Power Amplifier», in IEEE Access, vol. 8, pp. 38327-38332, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2976152.

10. Ahmed, Serien, Majid Ahmed, Souheil Bensmida, and Oualid Hammi. 2024. «Power Amplifier Predistortion Using Reduced Sampling Rates in the Forward and Feedback Умths» Sensors, vol. 24, no. 11: 3439. https://doi.org/10.3390/s24113439.

11. Somasundaram, Gokul, Jill C. Mayeda, Clint Sweeney, Donald Y. C. Lie, and Jerry Lopez. 2023. «Effective Digital Predistortion (DPD) on a Broadband Millimeter-Wave GaN Power Amplifier Using LTE 64-QAM Waveforms» Electronics, vol. 12, no. 13: 2869. https://doi.org/10.3390/ electronics 12132869.

12. S. Boumaiza and F. Ghannouchi. «Thermal memory effects modeling and compensation in RF power amplifiers and predistortion linearizers», IEEE Trans. Microw. Theory Tech., vol. 51, pp. 2427-2433, Dec. 2003.

13. Abdelrahman AE, Hammi O, Kwan AK, Zerguine A, Ghannouchi FM (2016) A novel weighted memory polynomial for behavioral modeling and digital predistortion of nonlinear wireless transmitters. IEEE Trans Industrial Electron 63(3):1745-1753

14. Le D. H. et al. Linearization of RF power amplifiers in wideband communication systems by adaptive indirect learning using RPEM algorithm. Mobile Networks and Applications. 2020. Т. 25. С. 1988-1997.

15. Hussein M.A., Bohara V.A., Venard O. (2012) On the system level convergence of ILA and DLA for digital predistortion. In: Proc. 2012 international symposium on wire less communication systems (ISWCS), pp. 870-874.

16. Chani-Cahuana J, Landin PN, Fager C, Eriksson T (2016) Iterative learning control for RF power amplifier linearization. IEEE Trans Microw Theory Tech 64(9):2778-2789.

17. Vu V.K., Tran V.N. Adaptive digital predistortion of RF power amplifiers based on memory polynomial model and indirect learning architecture. 2020 International Conference Engineering and Telecommunication (En&T). IEEE, 2020. С. 1-5.

ООО «Лаборатория Сфера»

SPHERA LAB

Наша компания успешно занимается научными исследованиями и разработками в области связи, цифровой обработки сигналов и помехоустойчивого кодирования. Мы реализуем проекты в области радиосвязи, мобильной связи, радиодоступа, цифрового вещания и оборудования для электромобилей.

Основные направления деятельности нашей компании:

- **Разработка ПО.** Разрабатываем специализированное компьютерное программное обеспечение.
- **Разработка для ПЛИС.** Разрабатываем сложные функциональные блоки цифровой обработки сигналов.
- **Научные исследования.** Проводим исследования в области интересующих Вас задач.
- **Разработка решений в области связи.** Решаем поставленные Вами задачи в области связи, радиодоступа и телерадиовещания.
- **Действия с интеллектуальной собственностью.** Осуществляем проведение патентных исследований, составление заявок на патенты на изобретения и полезные модели, а также на свидетельства на программы для ЭВМ и баз данных.
- **Обучение пользователей.** Проводим обучающие семинары и тренинги. При необходимости возможно проведение углубленного повышения квалификации.
- **Консультации.** Осуществляем консультативную деятельность в области компьютерных технологий и систем связи.

Наши клиенты: ООО «Т8», АвтоВАЗ, LADA Sport, ООО «ЗВ-Сервис», ООО «Цифровые решения», ООО «НПФ «Сад-Ком», ООО НПП «ТЕПЛОВОДОХРАН», ООО «Силовая электроника», МТУСИ, МФТИ и др.

Контакты:

Адрес: 390000, г. Рязань, ул. Каширина, д.1т, второй этаж, офис 1
Тел.: +7(995)540-75-03
E-mail: info@labsphera.ru сайт: https://labsphera.ru/